Journal of Agricultural Machinery
Vol. 10, No. 2, Fall- Winter 2020, p. 265-271

نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۱۰، شماره ۲، نیمسال دوم ۱۳۹۹، ص ۲۷۱-۲۶۵

پردازش سیگنال‌های صوتی خروس به‌منظور تشخیص بلوغ جنسی و پیوبرتی

محمد یاوری[1]، احمد بناکار[2]*، محسن شرفی[3]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۶/۱۹
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۱۱/۰۱

چکیده

پرندگان نابالغ با گذر از دوران پیوبرتی به بلوغ جنسی می‌رسند که با تغییرات صوتی صدا همراه است و بعد از دوران بلوغ، ساختار صوتی تکامل می‌یابد. هدف اصلی این پژوهش تشخیص پیوبرتی و بلوغ جنسی خروس‌های مادر از روی سیگنال‌های صوتی می‌باشد. برای انجام این کار خروس‌ها به سه دسته خروس‌های نابالغ، خروس‌های در دوران پیوبرتی و خروس‌های بالغ تقسیم شدند. معیارهای نخستین انزال و غلظت اسپرم به‌ترتیب برای پیوبرتی و بلوغ جنسی استفاده شدند. پس از ضبط سیگنال‌های صوتی، ضرایب کد پیش‌بینی خطی (LPC) از حوزه فرکانس به‌عنوان ویژگی‌های صوتی استخراج شدند. این ویژگی‌های صوتی به‌عنوان ورودی‌های طبقه‌بند k نزدیک‌ترین همسایه (K-NN) استفاده شدند و خروجی طبقه‌بند سه دسته‌ی خروس‌های نابالغ، خروس‌های در دوران پیوبرتی و خروس‌های بالغ می‌باشد. نتایج مقادیر درستی، حساسیت و دقت به‌ترتیب ۹۸/۷٪، ۹۸/۳٪ و ۹۸/۸٪ را برای طبقه‌بندی خروس‌ها نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: بلوغ جنسی، پیوبرتی، کد پیش‌بینی خطی (LPC)، k_ نزدیک‌ترین همسایه (K-NN)، ویژگی‌های صوتی

مقدمه

بلوغ جنسی، خلاصه‌ای از تغییرات مرفولوژیکی و فیزیولوژیکی است که در خروس از سن ۱۶ تا ۲۴ هفتگی به اوج خود می‌رسد. در پرندگان ماده شروع اولین تخم‌گذاری را به‌عنوان بلوغ جنسی در نظر می‌گیرند، این در حالی است که نمی‌توان زمان دقیق بلوغ جنسی در پرنده نر را تعیین کرد (Sturkie, 2012). مرحله‌ی بین مشاهده اولین علائم تولیدمثلی تا رسیدن به بلوغ، پیوبرتی[4] نام دارد. واژه پیوبرتی به‌معنای سنی است که در آن برای نخستین بار، امکان تولیدمثل فراهم می‌شود، اما فرآیندهای تولید مثل هنوز به تکامل نرسیده‌اند؛ بنابراین شانس آبستنی در این سن بسیار اندک است و باروری بهینه نخواهد بود. پیوبرتی را می‌توان به دوره نوجوانی در انسان تشبیه کرد. با گذشت زمان دستگاه تولیدمثل به تکامل می‌رسد تا این‌که باروری بهینه شود؛ این سن را بنا به تعریف فیزیولوژیک، بلوغ جنسی[5] می‌گویند. در واقع بلوغ جنسی زمانی است که حیوان در ظرفیت تولیدمثلی کامل خود قرار دارد.

پرندگان نابالغ دارای شباهت صوتی در صداهای تولید شده هستند (Yoneda and Okanoya, 1991) . این در حالی است که بعد از بلوغ جنسی ساختار صوتی صداهای پرندگان تغییر می‌کند و در گونه‌های نر و ماده متفاوت است (Okanoya and Kimura, 1993). پیدایش صفات ثانویه جنسی، در زمان بلوغ جنسی ناشی از ترشحات هورمونی بیضه‌ها است. تولید هورمون در بیضه در هر مرحله از بلوغ جنسی، به اثر متقابل محور هیپوتالاموس، هیپوفیز و بیضه وابسته است (Sturkie, 2012) با شروع پیوبرتی، تراوش گنادتروپ‌های[6] LH[7] و FSH[8] از بخش هیپوفیز مغز به جریان خون افزایش می‌یابد. افزایش تراوش LH در نر، افزایش تراوش تستوسترون[9] از لایدیگ[10] بیضه را به همراه خواهد داشت که موجب بروز صفات ثانویه جنسی و پیدایش کامل ویژگی‌های صدای خروس و دیگر پرندگان اهلی می‌شود (Beani *et al.*, 2000; Beani *et al.*, 1995).

تغییرات در صدای حیوانات و پرندگان و همچنین کیفیت‌های صوتی می‌تواند سرنخ‌هایی برای چگونگی استفاده از صدای حیوانات باشد. تحقیقات سیگنال‌های زیستی به‌شدت به توانایی این تغییرات بستگی دارد. مشخص کردن صدا معمولاً نه‌تنها توصیف خواص آن‌هاست، بلکه شرح خواص آن‌ها نسبت به صداهای دیگر نیز است. این فرآیند می‌تواند شامل مرتب‌سازی صدا بر اساس نحوه و زمان تولید، شباهت‌های ادراکی یا صوتی، تفاوت‌های بین صداها و زمینه‌های کاربردی باشد که به‌وسیله پردازش سیگنال‌های زیستی و طبقه‌بندی خودکار سیگنال‌ها صورت می‌گیرد. لی و همکاران (۲۰۱۵)

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تربیت مدرس
۲- دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تربیت مدرس
۳- استادیار، گروه پرورش و مدیریت طیور، دانشگاه تربیت مدرس
(*- نویسنده مسئول: Email: ah_banakar@modares.ac.ir)
DOI: 10.22067/jam.v10i2.75264

4- Puberty
5- Sexual maturity
6- Gonadotropins
7- Luteinizing Hormone
8- Follicle Stimulating Hormone
9- Testosterone
10- Leydig cells

با استفاده از ویژگی‌های صوتی و ماشین بردار پشتیبان به تشخیص بیماری خوک پرداختند (Lee *et al.*, 2015). وندرمولن و همکاران (۲۰۱۶) پژوهشی در قالب تشخیص زودرس بیماری‌های تنفسی گوساله با استفاده از طبقه‌بندی خودکار صدای سرفه انجام دادند (Vandermeulen *et al.*, 2016). سرشماری خودکار صوتی پرندگان یکی دیگر از تکنولوژی‌های کارآمد بر اساس پردازش سیگنال‌های زیستی و تکنیک‌های طبقه‌بندی خودکار است. گونه‌های بسیار زیادی وجود دارد که بسیاری از آن‌ها در معرض خطر هستند و سرشماری دقیق آن‌ها با استفاده از روش‌های سنتی دشوار و یا غیرممکن است. آدی و همکاران (۲۰۱۰) الگوریتمی مبتنی بر خوشه‌بندی با استفاده از مدل‌های پنهان مارکوف (HMM[1]) و مدل‌های مخلوط گاوس (GMM[2]) ارائه کردند که دقت برآورد تخمینی جمعیت را به‌طور قابل‌توجهی افزایش می‌دهد (Adi *et al.*, 2010). دسته‌بندی صدای پرندگان به‌وسیله شبکه عصبی مصنوعی MLP[3] به‌منظور بررسی‌های رفتاری، از دیگر کاربردهای طبقه‌بندی سیگنال‌های زیستی به‌شمار می‌آید (Dawson *et al.*, 2006). بناکار و همکاران (۲۰۱۶) به روشی هوشمند به‌منظور تشخیص توأم بیماری‌های نیوکاسل، آنفولانزا و برونشیت جوجه مرغ از روی سیگنال‌های صوتی به‌وسیله طبقه‌بندی خودکار سیگنال‌های صوتی پرداختند (Banakar *et al.*, 2016). ایشان در ادامه، امکان تشخیص این بیماری‌ها را با استفاده از پردازش سیگنال‌های صوتی قلب نیز بررسی کردند (Sadeghi *et al.*, 2017).

K نزدیک‌ترین همسایه (K-NN) (Peterson *et al.*, 2005) یک روش طبقه‌بندی غیر پارامتری است. K-NN در مشکلات مختلف تحلیل صدا مورد استفاده قرارگرفته است و با توجه به مجموعه‌ای از پارامترها، نزدیک‌ترین همسایه در میان داده‌های آموزشی را پیدا می‌کند. بدین منظور از دسته‌هایی از همسایه‌ها برای تعیین کلاس ورودی مشخص استفاده می‌کند. طبقه‌بند K-NN یک روش ساده و مؤثر برای طبقه‌بندی در زمینه‌های تشخیص الگو، یادگیری ماشین، استخراج داده‌ها و بازیابی اطلاعات است. این موفقیت در بسیاری از برنامه‌های دنیای واقعی مورد استفاده قرارگرفته است و ازجمله در طبقه‌بندی سیگنال‌های صوتی پرنده و قورباغه دقت بالایی داشته است (Jaafar *et al.*, 2013; Han *et al.*, 2011).

صداهای پرنده به‌طور عمده توسط جعبه صوتی تولید می‌شوند (Brackenbury, 1978) این در حالی‌است که انسان‌ها با برانگیختن تارهای صوتی صحبت می‌کنند. صدای تولیدشده توسط پرنده شبیه نحوه تولید گفتار انسان است؛ بنابراین، تکنیک‌هایی که برای تشخیص گفتار انسان مورد استفاده قرار می‌گیرند، احتمالاً برای طبقه‌بندی صدای پرندگان نیز مفید واقع شوند. برای گفتار انسان، کد پیش‌بینی خطی (LPC[4]) تقریب خوبی از پاکت طیفی یا فرکانسی آهنگ صوتی فراهم می‌کند. LPC نشان‌دهنده یک تکنیک پردازش سیگنال کاربردی در فشرده‌سازی سیگنال و ترکیب گفتار است (Tremain, 1982). ضرایب LPC برای تشخیص گفتار (RabinerJuang, 1993) و نیز برای تمایز بین واج‌های صوتی استفاده می‌شوند. ضرایب LPC به‌عنوان ویژگی صوتی در کاربردهای مختلف سیگنال‌های زیستی به‌منظور ورودی طبقه‌بند استفاده شده است و نتایج قابل‌قبولی را از خود نشان داده است (Juang and Chen, 2007; Lee *et al.*, 2006; Mitrovic *et al.*, 2006).

دوره پیوبرتی یکی از مهم‌ترین دوره‌ها در واحدهای پرورش مرغ مادر می‌باشد. چراکه چگونگی تغذیه خروس‌ها در این سن، موجب تأخیر و یا تسریع زمان بلوغ جنسی می‌شود (Nutrition, 1984; Sturkie, 2012). در واحدهای پرورش مرغ مادر انتخاب خروس‌های بالغ برای اضافه شدن به گله‌های مرغ مادر به‌صورت تجربی و بر اساس صفات فیزیکی بدن از قبیل اندازه تاج، رنگ تاج، وزن بدن و غیره است که این کار فرآیندی با دقت و راندمان پایین و همچنین نیازمند فرد آموزش‌دیده و خبره می‌باشد. در پژوهش حاضر با توجه به اهمیت دوره پیوبرتی و بلوغ جنسی به تشخیص این دو دوره از روی سیگنال‌های صوتی پرداخته شد. بدین منظور یک طبقه‌بند سه کلاسه تعریف و بر اساس ضرایب LPC خروس‌ها به سه دسته‌ی نابالغ، در دوره‌ی پیوبرتی و بالغ تقسیم شدند.

مواد و روش‌ها

مواد و ماده آزمایش

در طی این پژوهش تعداد ۵۰ قطعه خروس مادر نژاد راس[5] از سن ۱۰ تا ۲۴ هفتگی در مرکز تحقیقات پرورش طیور دانشگاه تربیت مدرس نگه‌داری شدند. خروس‌ها در سیستم پن نگهداری شدند و تحت برنامه نوری ۱۶ ساعت روشنایی و هشت ساعت تاریکی قرار گرفتند. دمای سالن‌ها در حدود ۲۱ درجه سلسیوس با رطوبت نسبی تقریباً ۶۰ درصد حفظ شد (Sturkie, 2012).

به‌منظور تعیین معیار بلوغ جنسی و پیوبرتی از خروس‌ها به طریق مالش پشتی- شکمی اسپرم‌گیری شد (Lake, 1957). در کلیه مراحل جمع‌آوری و ارزیابی منی، دمای محیط و وسایلی که با منی در تماس بودند در حدود ۱۰ تا ۱۵ درجه سلسیوس که دمای بهینه برای فعالیت اسپرم پرندگان هست، حفظ شد (Sturkie, 2012). از نقطه نظر فیزیولوژیکی، زمانی‌که اسپرم در لوله‌های اسپرم‌ساز دیده می‌شود آغاز

1- Hidden Markov Models
2- Gaussian Mixture Models
3- Multi-Layer Perceptron
4- Linear predictive coding
5- Ross

پیوبرتی در پرنده نر خواهد بود (Laron *et al.*, 1980). در این پژوهش نخستین انزال مایع منی از خروس به‌عنوان معیار پیوبرتی تعیین شد؛ اما باید توجه داشت که نخستین انزال تعداد کافی اسپرم برای این‌که بتواند به باروری بینجامد ندارد. معیار بلوغ جنسی با غلظت اسپرم تعیین شد که توسط دستگاه آنالیز اسپرم CASA[1] اندازه‌گیری می‌شود (شکل ۱). نهایتاً سیگنال‌های صوتی با معیار نخستین انزال و غلظت ۲ million sperm/ml به سه گروه سیگنال‌های خروس‌های نابالغ، خروس‌های در دوره پیوبرتی و بالغ برچسب گذاری شدند.

ضبط و تجزیه‌وتحلیل صوتی

سیگنال‌های صوتی خروس‌ها هر هفته یکبار توسط یک میکروفن با مشخصات ارائه‌شده در جدول ۱ در یک باکس شیشه‌ای دوجداره (۵۰ × ۵۰ × ۶۰ سانتی‌متر) ضبط شد (شکل ۲). هدف اصلی استفاده از باکس جلوگیری از اثرگذاری نویز موجود در محیط بر روی سیگنال‌های صوتی است چراکه در غیر این صورت با توجه به مشخصه‌های صدای نرمال خروس، سیگنال صوتی ضبط شده غیرقابل اعتماد است. شیشه‌ای بودن باکس علی‌رغم کاهش استرس در خروس‌ها باعث فراهم‌سازی نور مورد نیاز در داخل باکس شد؛ زیرا پرندگان در تاریکی و شدت نور کم تمایلی به تولید صدا ندارند. پس از نصب میکروفن در فاصله ۶۰ سانتی‌متری از کف باکس و قرار دادن هر یک از خروس‌ها در داخل باکس سیگنال‌های صوتی ضبط و به‌صورت فایل wav ذخیره گردید. کلیه مراحل پیش‌پردازش، پردازش و طبقه‌بندی سیگنال‌های صوتی خروس‌ها توسط نرم‌افزار Matlab® 2017a انجام شد.



شکل ۱– دستگاه آنالیز اسپرم

Fig. 1: Computer-Assisted Sperm Analysis (CASA)

استخراج ویژگی

ویژگی‌های صوتی مختلفی در کاربردهای متفاوت استفاده شده‌اند. ضرایب LPC که از ویژگی‌های حوزه فرکانس است، به‌عنوان یکی از ویژگی‌های صوتی در پردازش گفتار انسان، تجزیه و تحلیل موزیک و تشخیص صداهای محیط استفاده شده است (Khoshnam *et al.*, 2017; Zamani *et al.*, 2016). ایده اصلی مدل LPC این است که یک نمونه گفتار داده شده در زمان n، S(n)، می‌تواند به‌عنوان تقریبی از ترکیب خطی نمونه‌های گفتاری قبلی p، باشد، به‌طوری که:

$$S(n) = \sum_{i=1}^{P} a_i s(n-i) + Gu(n) \qquad (۱)$$

در رابطه (۱)، $u(n)$ یک تحریک[2] نرمال شده است و G ضریب تحریک است. پارامترهای $a_1 \ldots a_P$ ضرایب LPC و P سفارش پیش‌بینی[3] نامیده می‌شوند. ضرایب LPC را می‌توان با تجزیه و تحلیل autocorrelation و روش Durbin یافت (RabinerJuang, 1993). از ضرایب LPC به‌طور مستقیم به‌عنوان ویژگی‌های تشخیص بلوغ جنسی استفاده شد.

طبقه‌بندی

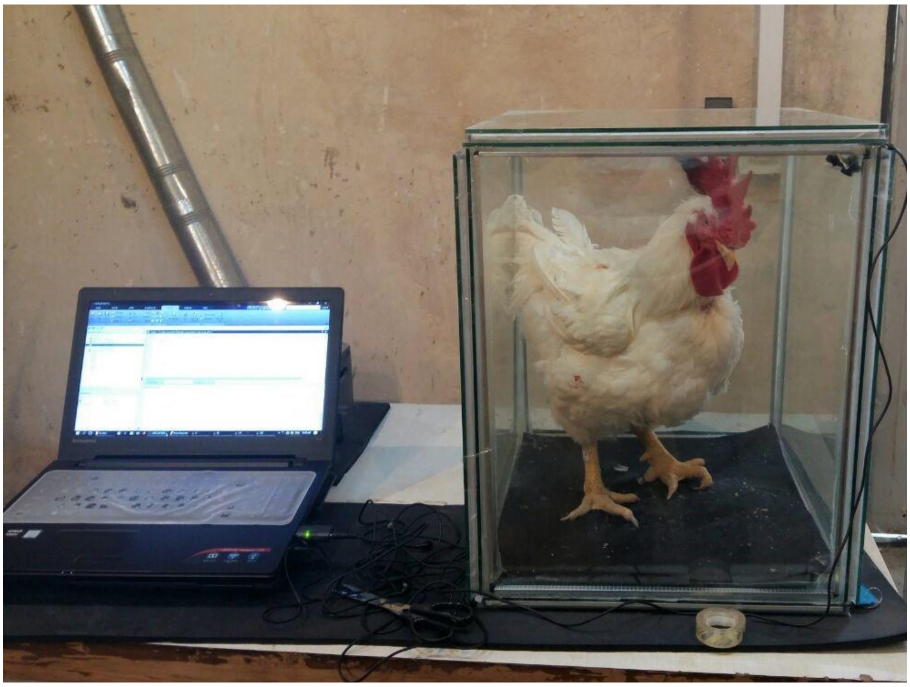
طبقه‌بندی K-NN یک روش ساده و مؤثر برای طبقه‌بندی در زمینه‌های تشخیص الگو، یادگیری ماشین، استخراج داده‌ها و بازیابی اطلاعات است. عملکرد K-NN بدین شکل است که به نمونه‌های ناشناخته با توجه به فاصله‌شان تا طبقه شناخته‌شده وزن‌دهی می‌کند و به نمونه‌های نزدیک‌تر وزن بیشتری می‌دهد. فاصله یا شباهت بین نمونه‌ها معمولاً توسط فاصله اقلیدسی[4] تعیین می‌شود. فاصله اقلیدسی

1- Computer-Assisted Sperm Analysis (CASA)
2- Excitation
3- Prediction order
4- Euclidean distance

اختلاف یا فاصله $d(i,j)$ بین نمونه‌های i و j است که از رابطه (۲) به‌دست می‌آید.

$$d(i,j)=\sqrt{\left(\frac{|x_{i1-j1}|}{R_1}\right)^2+\left(\frac{|x_{i2-j2}|}{R_2}\right)^2+\cdots+\left(\frac{|x_{iP-jP}|}{R_P}\right)^2} \quad (۲)$$

در رابطه (۲)، $R_f=max_h x_{hf}-min_h x_{hf}$ که f ویژگی‌های انتخاب شده را نشان می‌دهد. x_i سیگنال صوتی **i**ام و P سیگنال ناشناخته می‌باشد.



شکل ۲- نحوه ضبط صدای خروس

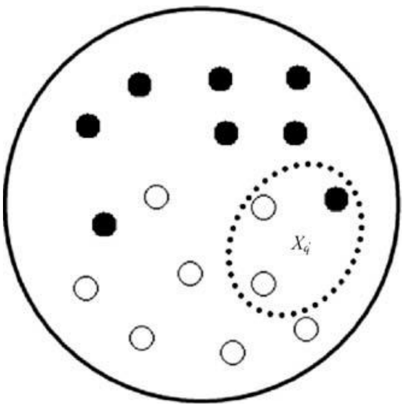
Fig. 2. Recording the rooster sound

جدول ۱- مشخصات میکروفن

Table 1- Microphone specifications

Diameter	9.7 × 6.7 mm
Impedance	کمتر از 2.2 kΩ
Frequency range	100–16 kHz
Sensitivity	−58 dB ± 3 dB
Sampling rate	44100 Hz

مرحله آموزش الگوریتم K-NN شامل ذخیره‌سازی بردارهای ویژگی و برچسب‌های کلاس نمونه‌های آموزشی می‌باشد. در مرحله طبقه‌بندی، همان ویژگی‌های نمونه‌های آزمون که کلاس آن‌ها شناخته نشده است، محاسبه می‌شوند. فاصله‌ی بردار جدید از تمام بردارهای ذخیره شده محاسبه شده و نزدیک‌ترین نمونه‌ها انتخاب می‌شوند. شکل ۳ الگوریتم K-NN را نشان می‌دهد. در اینجا نقاط آموزش توسط دایره توخالی و نقاط شناخته‌شده توسط الگوریتم با دایره توپر نمایش داده شده‌اند. هنگامی‌که یک نقطه جدید x_p مورد پرسش قرار می‌گیرد، نزدیک‌ترین سه‌نقطه با استفاده از اندازه‌گیری فاصله شهر- بلوک[1] پیدا می‌شود. دونقطه از نزدیک‌ترین نقاط، دایره توخالی است و تنها یک دایره توپر وجود دارد بنابراین x_p به‌عنوان دایره توخالی طبقه‌بندی می‌شود.



شکل ۳- یک مثال از الگوریتم K-NN

Fig. 3. An example of K-NN algorithm

1- City-block distance

صحت طبقه‌بندی را می‌توان با محاسبه تعداد نمونه‌های کلاس درست شناخته‌شده (مثبت‌های درست tp)، تعداد نمونه‌های به‌درستی شناخته‌شده که متعلق به کلاس نیستند (منفی‌های درست fp) و نمونه‌هایی که هر دو به کلاس اشتباه اختصاص داده‌شده (مثبت‌های نادرست tn) یا به‌عنوان نمونه‌های کلاس شناخته‌شده نیستند (منفی‌های نادرست fn) پس از طبقه‌بندی ارزیابی کرد. در طبقه‌بندی چند کلاسه[1]، دقت[2]، حساسیت[3] و درستی[4] به‌صورت روابط (۳) تا (۵) تعریف می‌شوند (Sokolova *et al.*, 2009):

$$\text{Precision} = \frac{tp}{\text{tp} + \text{tn}} \quad (۳)$$

$$\text{Recall} = \frac{tp}{\text{tp} + \text{fn}} \quad (۴)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{tp + tn}{tp + tn + fn + fp} \quad (۵)$$

نتایج و بحث

شکل ۴ نتایج ضرایب LPC را برای پانزده سفارش پیش‌بینی نشان می‌دهد. با توجه به این شکل عملکرد مشابهی با بیش از دوازده سفارش مشاهده می‌شود، بنابراین دوازده سفارش برای کاهش ابعاد ورودی انتخاب شد.



شکل ٤- نتایج تحلیل LPC

Fig.4. LPC analysis results

جدول ۲ نتایج طبقه‌بند K-NN را با ورودی ضرایب LPC نشان می‌دهد. مقادیر درستی، حساسیت و دقت به‌ترتیب ۹۸/۷٪، ۹۸/۳٪ و ۹۸/۸٪ به‌دست آمده‌اند که دقت‌های به‌مراتب بالایی نشان می‌دهند. ضرایب LPC نشان‌دهنده‌ی سازه‌های[5] یک سیگنال گفتار است (Tremain, 1982). سازه‌ها، دستگاه صوتی (دهان، گلو) صحبت‌کننده را با رزونانس‌ها توصیف می‌کنند؛ بنابراین با توجه به تغییر و تکامل جعبه صوتی خروس در طی دوران بلوغ (Sturkie, 2012) و تغییر در سازه‌های صوتی صدای خروس ضرایب LPC به‌عنوان ورودی‌های طبقه‌بند دقت بالایی از خود نشان می‌دهند.

جدول ۲- مقادیر دقت و حساسیت و درستی برای طبقه‌بند K-NN

Table 2- Precision, Accuracy and Recall values for K-NN classification

K-NN		
Precision	**Recall**	**Accuracy**
98.8%	98.3%	98.7%

K-NN با درستی ۹۸/۷ دقت بالایی از خود نشان داده است که می‌تواند ناشی از ساختار صوتی پرنده در طی دوران بلوغ باشد. دقت بالای K-NN می‌تواند ناشی از اختلاف شدید صدای خروس قبل و بعد از بلوغ جنسی باشد، چراکه این الگوریتم به ساختار محلی داده‌ها حساس است. خروس‌های نابالغ دارای ساختار صوتی مشابهی هستند که با شروع پیوبرتی و تراوش هورمون تستوسترون (Beani *et al.*, 1995) جعبه صوتی خروس، که بخشی از صفات ثانویه جنسی محسوب می‌شود نیز شروع به تغییر می‌کند. بعد از بلوغ جنسی، جعبه صوتی به تکامل رشدی رسیده است که این تکامل نیز باعث می‌شود ساختار صوتی خروس‌های بالغ شباهت زیادی به خود بگیرد. بنابراین با توجه به تشابه‌های صوتی خروس‌های بالغ با یکدیگر و نابالغ با یکدیگر و همچنین تغییرات مداوم و پی‌درپی جعبه صوتی در دوران پیوبرتی K-NN به‌وسیله ضرایب LPC قادر است دقت بالایی را در طبقه‌بندی خروس‌ها نشان دهد. در طبقه‌بندی K-NN، خروجی یک کلاس عضویت است و یک موضوع به‌وسیله رأی اکثریت از همسایگانش طبقه‌بندی می‌شود. طبقه‌بند K-NN در طبقه‌بندی و تشخیص سیلاب‌های صوتی قورباغه نیز دقت بالایی داشته است. که این ناشی از اختلاف قابل لمس سیلاب‌های صوتی صدای قورباغه است (Huang *et al.*, 2009). طبقه‌بند K-NN همچنین قادر است گونه‌های مختلف قورباغه را از روی ساختار صوتی با دقت بالایی طبقه‌بندی کند (Jaafar *et al.*, 2013) که خود ناشی از تفاوت ساختار صوتی در بین گونه‌های مختلف قورباغه می‌باشد. قدرت طبقه‌بند K-NN و همچنین دقت بالای آن به‌منظور طبقه‌بندی و تشخیص صدای قورباغه تنها ناشی از عملکرد طبقه‌بند نبوده و به انتخاب ویژگی‌های کارآمد نیز وابسته است (Han *et al.*, 2011) و انتخاب ویژگی‌هایی که بتواند تفاوت بین کلاس‌های طبقه‌بند را بیان کند تاثیر به‌سزایی در دقت طبقه‌بند دارد.

نتیجه‌گیری

هدف اصلی پژوهش حاضر تشخیص بلوغ جنسی و پیوبرتی خروس‌ها با استفاده از سیگنال‌های صوتی آوازخوانی خروس بود. طبقه‌بند K-NN با ورودی ضرایب LPC، مقادیر درستی، حساسیت و

1- Multi-class classification
2- Precision
3- Recall
4- Accuracy
5- Formants

دقت به‌ترتیب ۹۸/۷٪، ۹۸/۳٪ و ۹۸/۸٪ توانست به‌خوبی خروس‌های نابالغ را از بلوغ‌های بالغ جدا کند. این نتایج حاکی از کارآیی استفاده از سیگنال‌های صوتی خروس برای جدا کردن خروس‌های نابالغ، خروس‌های در دوران پیوبرتی و خروس‌های بالغ می‌باشد.

References

1. Adi, K., M. T. Johnson, and T. S. Osiejuk. 2010. Acoustic censusing using automatic vocalization classification and identity recognition. The Journal of the Acoustical Society of America 127 (2): 874-883.
2. Banakar, A., M. Sadeghi, and A. Shushtari. 2016. An intelligent device for diagnosing avian diseases: Newcastle, infectious bronchitis, avian influenza. Computers and Electronics in Agriculture 127: 744-753.
3. Beani, L., G. Panzica, F. Briganti, P. Persichella, and F. Dessì-Fulgheri. 1995. Testosterone-induced changes of call structure, midbrain and syrinx anatomy in partridges. Physiology & Behavior 58 (6): 1149-1157.
4. Beani, L., F. Briganti, G. Campanella, C. Lupo, and F. Dessi-Fulgheri. 2000. Effect of androgens on structure and rate of crowing in the Japanese quail (Coturnix japonica). Behaviour 137 (4): 417-435.
5. Brackenbury, J. 1978. Respiratory mechanics of sound production in chickens and geese. Journal of Experimental Biology 72: 229-250.
6. Dawson, M. R., I. Charrier, and C. B. Sturdy. 2006. Using an artificial neural network to classify black-capped chickadee (Poecile atricapillus) call note types. The Journal of the Acoustical Society of America 119 (5): 3161-3172.
7. Han, N. C., S. V. Muniandy, and J. Dayou. 2011. Acoustic classification of Australian anurans based on hybrid spectral-entropy approach. 72 (9): 639-645.
8. Huang, C.J., Y.J. Yang, D.X. Yang, and Y. J. Chen. 2009. Frog classification using machine learning techniques. 36 (2): 3737-3743.
9. Jaafar, H., D. A. Ramli, and S. Shahrudin. 2013. MFCC based frog identification system in noisy environment. IEEE International conference on Signal and image processing applications (ICSIPA).
10. Juang, C.-F. and T.-M. Chen. 2007. Birdsong recognition using prediction-based recurrent neural fuzzy networks. Neurocomputing 71: 121-130.
11. Khoshnam, F., S. H. B. Bidgoly, M. Namjoo, and M. Doroozi. 2017. The effect of acoustic system variables on sound signals of Melon varieties. 7 (1): 126-139.
12. Lake, P. 1957. The male reproductive tract of the fowl. Journal of Anatomy 91 (1): 116.
13. Laron, Z., J. Arad, R. Gurewitz, M. Grunebaum, and Z. Dickerman. 1980. Age at first conscious ejaculation: a milestone in male puberty. Helvetica Paediatrica Acta 35: 13-20.
14. Lee, C. H., Y. K. Lee, and R. Z. Huang. 2006. Automatic recognition of bird songs using cepstral coefficients. Journal of Information Technology and Applications 1 (1): 17-23.
15. Lee, J., L. Jin, D. Park, Y. Chung, and H. H. Chang. 2015. Acoustic features for pig wasting disease detection. International Journal of Information Processing and Management 6 (1): 37.
16. Mitrovic, D., M. Zeppelzauer, and C. Breiteneder. 2006. Discrimination and retrieval of animal sounds. 12th International Multi-Media Modelling Conference .
17. National Research Council. 1984. Nutrient requirements of poultry. National Academies.
18. Okanoya, K., and T. Kimura. 1993. Acoustical and perceptual structures of sexually dimorphic distance calls in Bengalese finches (Lonchura striata domestica). Journal of Comparative Psychology 107 (4): 386.
19. Peterson, M. R., T. E. Doom, and M. L. Raymer. 2005. Ga-facilitated knn classifier optimization with varying similarity measures. IEEE Congress on Evolutionary Computation.
20. Rabiner, L. R., and B.-H .Juang. 1993. Fundamentals of speech recognition. PTR Prentice Hall Englewood Cliffs.
21. Sadeghi, M., A. Banakar, and A. J. C. Shushtari. 2017. Diagnosing avian Newcastle, Bronchitis and Influenza Diseases using heart sound signal and Support Vector Machine. Iranian Journal of Biosystems Engineering. 47: 587-601.
22. Sokolova, M., and G. Lapalme. 2009. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. Information Processing & Management 45 (4): 427-437.
23. Sturkie, P. D. 2012. Avian physiology. Springer Science & Business Media.
24. Tremain, T. E. 1982. The Government Standard Linear Predictive Coding Algorithm: LPC-10. Speech Technology 40-49.
25. Vandermeulen, J., C. Bahr, D. Johnston, B. Earley, E. Tullo, I. Fontana, M. Guarino, V. Exadaktylos, and D. Berckmans. 2016. Early recognition of bovine respiratory disease in calves using automated continuous monitoring of cough sounds. Computers and Electronics in Agriculture 129: 15-26.
26. Yoneda, T., and K. Okanoya. 1991. Ontogeny of sexually dimorphic distance calls in Bengalese finches (Lonchura domestica). Journal of Ethology 9 (2): 41-46.
27. Zamani, M., M. Aboonajmi, and S. R. Hassan-Beygi. 2016. Design, development and test of the gearbox condition monitoring system using sound signal processing. Journal of Agricultural Machinery 6 (2): 322-335.

Journal of Agricultural Machinery
Vol. 10, No. 2, Fall- Winter 2020, p. 265-271

نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۱۰، شماره ۲، نیمسال دوم ۱۳۹۹، ص ۲۷۱-۲۶۵

Sound Signals Processing of Roosters for Sexual Maturity and Puberty Diagnosis

M. Yavari[1], A. Banakar[2*], M. Sharafi[3]

Received: 10-09-2018
Accepted: 21-01-2019

Introduction

Immature birds, like humans and many animals, pass through the puberty period to sexual maturity that is accompanied by sound changes and after the sexual maturity, the sound structure evolves. The puberty period is one of the most important periods in the breeder chicken farms. Because the feeding of roosters at this age can delay or accelerate the time of sexual maturity. On the other hand, the diagnosis of mature roosters to mating with chickens increases egg production in early adulthood. Sexual maturity is a summary of the morphological and physiological changes its peak in the roosters from the age of 16 to 24 weeks. In female birds, the beginning of the first laying is considered to be sexual maturity, while the exact timing of sexual maturity in a male bird cannot be determined. The puberty term means the age at which reproduction is possible for the first time, but reproductive processes have not yet evolved. Therefore, the chance of pregnancy at this age is very low and fertility will not be optimal. Puberty can be likened to teenage years in humans. Bird sounds are generated mainly by the syrinx and humans speak with the stimulation of the vocal cords. The sound produced by the bird is similar to how human speech is produced. Therefore, techniques used to recognize human speech are also likely to be useful for classifying bird sounds.

Material and Methods

Variation in an animal's vocalizations can provide clues about how the animal uses sound, as well as qualities of the individual that is vocalizing. Bioacoustics research depends heavily on the ability to characterize these variations. The main goal of this study is to diagnosis puberty and the sexual maturity in bred roosters based on sound signals. To do this, the number of roosters with the first ejaculation for puberty and sperm concentration criterion for sexual maturity was divided into three groups of immature males, roosters during the puberty period and adult roosters and the rooster's acoustic signals were recorded by a microphone in a double-sided glass box (50x50x60 cm). The main purpose of using the box is to prevent the effects of noise in the environment on acoustic signals because otherwise, the sound signal of the rooster is unreliable due to the characteristics of the normal sound. Linear predictive coding (LPC) coefficients from the frequency domain were extracted as sound features. The sound features were used to classify k- nearest neighbors (K-NN) inputs for network training.

Results and Discussion

The results of accuracy, recall and precision values are, respectively, 97.7%, 98.3%, and 98.8% for the classification of roosters. Immature roosters had similar sound structures that with start the puberty and Leakage testosterone hormone, the rooster's syrinx, which is part of the secondary sexual feature, also begins to change. After sexual maturity, the syrinx has grown and this evolution also makes the sound structure of the mature rooster very similar. Therefore, according to the similarity of the sound of the mature rooster and immature one, as well as the syrinx continuous changes during the puberty period, the K-NN classifier with the LPC coefficients can show a high degree of accuracy in the classification of roosters. Because a feature of the k-NN algorithm is that it is sensitive to the data local structure.

Conclusions

The main objective of the present study is to detect sexual and puberty of roosters using acoustic signals. The LPC coefficients as K-NN classification inputs show accuracy, recall, and precision values of 98.7%, 98.3%, and 98.8%, respectively. These results indicate high accuracy of K-NN classification to identify and categorize immature roosters, rooster during puberty period, and mature roosters.

Keywords: K-nearest neighbors (K-NN), Linear predictive coding (LPC), Puberty, Rooster

1- MSc Graduated, Department of Biosystems Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
2- Associate Professor, Department of Biosystems Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
3- Assistance Professor, Department of Poultry Science, Faculty of Agriculture, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
(*- Corresponding Author Email: ah_banakar@modares.ac.ir)